

# Министерство науки и высшего образования Российской Федерации Федеральное государственное бюджетное образовательное учреждение высшего образования

# «Московский государственный технический университет имени Н.Э. Баумана

(национальный исследовательский университет)»

# ФАКУЛЬТЕТ

«Информатика и системы управления»

# КАФЕДРА

«Системы обработки информации и управления»

# Отчёт по лабораторной работе №1

По дисциплине: «Технологии машинного обучения»

По теме:

«Разведочный анализ данных. Исследование и визуализация данных»

Выполнил:

Столяров Ю. А.

```
import os
c.TemplateExporter.template path = ['.', os.path.expanduser('~/.jupyter/templates/')]
```

# Задание:

- 1. Выбрать набор данных (датасет).
- 2. Создать ноутбук, который содержит следующие разделы:
  - Текстовое описание выбранного Вами набора данных.
  - Основные характеристики датасета.
  - Визуальное исследование датасета.
  - информация о корреляции признаков.
- 1. Сформировать отчет и разместить его в своем репозитории на github.

# 1) Текстовое описание набора данных:

Был выбран датасет из Scikit-learn - ирисы Фишера. Наш датасет учебный, в нём нет пропусков. Он используется для классификации ирисов. Датасет состоит из 5 колонок:

#### Длина и ширина чашелестников соответственно:

- 1. sepal length (cm)
- 2. sepal width (cm)

#### Длина и ширина лепестков соответственно:

- 1. petal length (cm)
- 2. petal width (cm)
- 1. target один из 3-х видов цветка: setosa, versicolor, virginica

## In [1]:

```
import numpy as np
import pandas as pd
import seaborn as sns
import matplotlib.pyplot as plt
```

#### In [2]:

```
from sklearn.datasets import *
iris = load_iris()
```

# In [3]:

# 2) Основные характеристики:

```
In [4]:
```

```
# Первые 5 строк датасета:
data.head()
```

# Out[4]:

|   | sepal length (cm) | sepal width (cm) | petal length (cm) | petal width (cm) | target |
|---|-------------------|------------------|-------------------|------------------|--------|
| 0 | 5.1               | 3.5              | 1.4               | 0.2              | 0.0    |
| 1 | 4.9               | 3.0              | 1.4               | 0.2              | 0.0    |
| 2 | 4.7               | 3.2              | 1.3               | 0.2              | 0.0    |
| 3 | 4.6               | 3.1              | 1.5               | 0.2              | 0.0    |
| 4 | 5.0               | 3.6              | 1.4               | 0.2              | 0.0    |

```
In [5]:
# Размер датасета:
data.shape
Out[5]:
(150, 5)
In [6]:
# Датасет изначально без пропусков, можем убедиться в этом:
data.isnull().sum()
Out[6]:
sepal length (cm)
                       0
sepal width (cm)
                       0
                       0
petal length (cm)
petal width (cm)
                       0
                       0
target
dtype: int64
In [7]:
# Посмотрим типы колонок:
data.dtypes
Out[7]:
sepal length (cm)
                       float64
sepal width (cm)
                       float64
                       float64
petal length (cm)
                       float64
petal width (cm)
                       float64
target
dtype: object
In [8]:
# Посмотрим статистические характеристики датасета:
data.describe()
Out[8]:
       sepal length (cm) sepal width (cm) petal length (cm) petal width (cm)
                                                                               target
                                                                150.000000 150.000000
             150.000000
                              150.000000
 count
                                               150.000000
               5.843333
                                3.057333
                                                 3.758000
                                                                 1.199333
                                                                             1.000000
 mean
   std
               0.828066
                                0.435866
                                                 1.765298
                                                                 0.762238
                                                                             0.819232
               4.300000
                                2.000000
                                                 1.000000
                                                                 0.100000
                                                                             0.000000
  min
  25%
               5.100000
                                2.800000
                                                 1.600000
                                                                 0.300000
                                                                             0.000000
                                                                             1.000000
  50%
               5.800000
                                3.000000
                                                 4.350000
                                                                 1.300000
  75%
               6.400000
                                3.300000
                                                 5.100000
                                                                 1.800000
                                                                             2.000000
               7.900000
                                4.400000
                                                                 2.500000
                                                 6.900000
                                                                             2.000000
  max
```

# In [9]:

```
# Определим уникальные значения для target data['target'].unique()
```

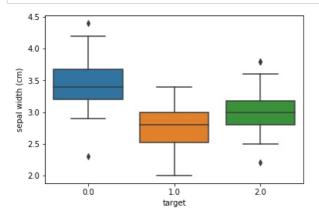
## Out[9]:

array([0., 1., 2.])

# 3) Визуальное исследование датасета

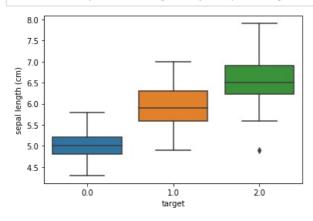
# In [10]:

```
ax = sns.boxplot(x="target", y="sepal width (cm)", data= data)
```



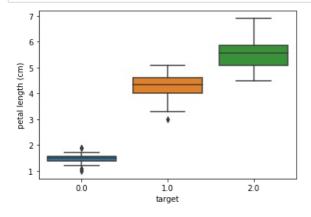
# In [11]:

```
bx = sns.boxplot(x="target", y="sepal length (cm)", data= data)
```



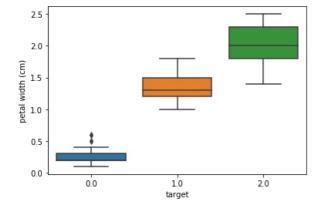
# In [12]:

```
bx = sns.boxplot(x="target", y="petal length (cm)", data= data)
```



# In [13]:

```
bx = sns.boxplot(x="target", y="petal width (cm)", data= data)
```

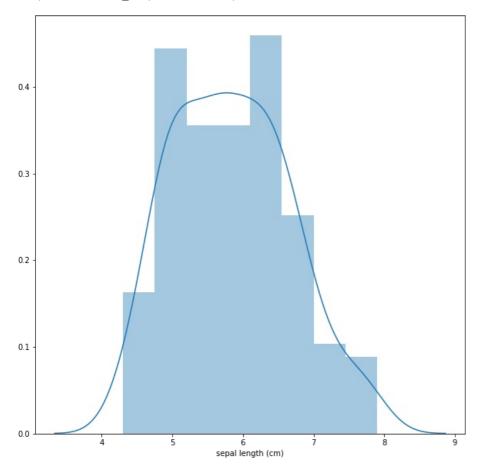


# In [14]:

```
fig, ax = plt.subplots(figsize=(10,10))
sns.distplot(data['sepal length (cm)'])
```

#### Out[14]:

<matplotlib.axes.\_subplots.AxesSubplot at 0x7fc012c0fb50>

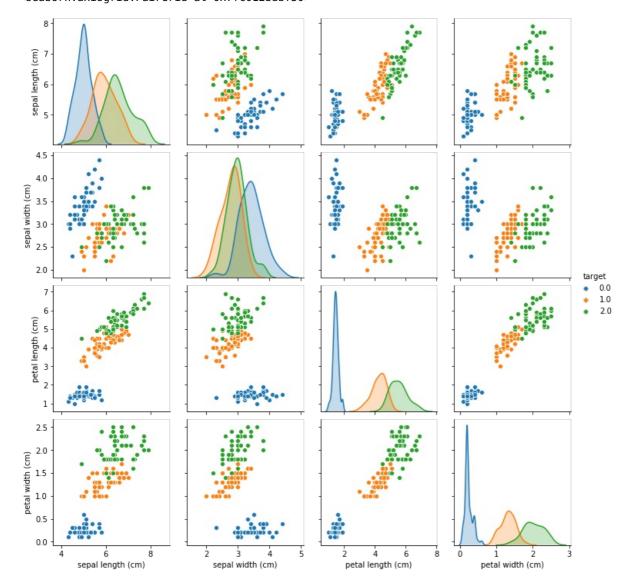


# In [15]:

sns.pairplot(data, hue="target")

# Out[15]:

<seaborn.axisgrid.PairGrid at 0x7fc012bdbf50>



Судя по графикам можно скорее всего сказать, что Версиколор и Верджиника отличаются достаточно друг от друга, и сильно Сетосы. Можно предположить, что скорее всего Сетоса будет правильно определена с болшей вероятностью, при применении средств классификации наших ирисов.

In [16]:

data.corr()

## Out[16]:

|                   | sepal length (cm) | sepal width (cm) | petal length (cm) | petal width (cm) | target    |
|-------------------|-------------------|------------------|-------------------|------------------|-----------|
| sepal length (cm) | 1.000000          | -0.117570        | 0.871754          | 0.817941         | 0.782561  |
| sepal width (cm)  | -0.117570         | 1.000000         | -0.428440         | -0.366126        | -0.426658 |
| petal length (cm) | 0.871754          | -0.428440        | 1.000000          | 0.962865         | 0.949035  |
| petal width (cm)  | 0.817941          | -0.366126        | 0.962865          | 1.000000         | 0.956547  |
| target            | 0.782561          | -0.426658        | 0.949035          | 0.956547         | 1.000000  |

# In [17]:

data.corr(method='pearson')

# Out[17]:

|                   | sepal length (cm) | sepal width (cm) | petal length (cm) | petal width (cm) | target    |
|-------------------|-------------------|------------------|-------------------|------------------|-----------|
| sepal length (cm) | 1.000000          | -0.117570        | 0.871754          | 0.817941         | 0.782561  |
| sepal width (cm)  | -0.117570         | 1.000000         | -0.428440         | -0.366126        | -0.426658 |
| petal length (cm) | 0.871754          | -0.428440        | 1.000000          | 0.962865         | 0.949035  |
| petal width (cm)  | 0.817941          | -0.366126        | 0.962865          | 1.000000         | 0.956547  |
| target            | 0.782561          | -0.426658        | 0.949035          | 0.956547         | 1.000000  |

# In [18]:

data.corr(method='kendall')

# Out[18]:

|                   | sepal length (cm) | sepal width (cm) | petal length (cm) | petal width (cm) | target    |
|-------------------|-------------------|------------------|-------------------|------------------|-----------|
| sepal length (cm) | 1.000000          | -0.076997        | 0.718516          | 0.655309         | 0.670444  |
| sepal width (cm)  | -0.076997         | 1.000000         | -0.185994         | -0.157126        | -0.337614 |
| petal length (cm) | 0.718516          | -0.185994        | 1.000000          | 0.806891         | 0.822911  |
| petal width (cm)  | 0.655309          | -0.157126        | 0.806891          | 1.000000         | 0.839687  |
| target            | 0.670444          | -0.337614        | 0.822911          | 0.839687         | 1.000000  |

# In [19]:

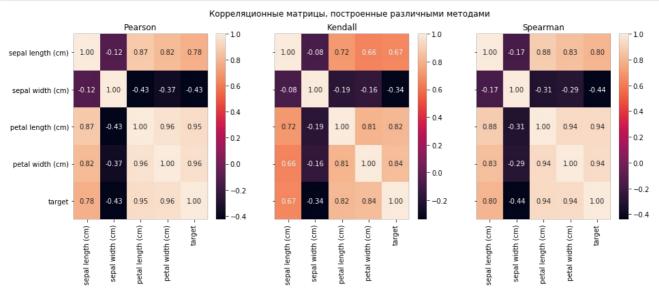
data.corr(method='spearman')

# Out[19]:

|                   | sepal length (cm) | sepal width (cm) | petal length (cm) | petal width (cm) | target    |
|-------------------|-------------------|------------------|-------------------|------------------|-----------|
| sepal length (cm) | 1.000000          | -0.166778        | 0.881898          | 0.834289         | 0.798078  |
| sepal width (cm)  | -0.166778         | 1.000000         | -0.309635         | -0.289032        | -0.440290 |
| petal length (cm) | 0.881898          | -0.309635        | 1.000000          | 0.937667         | 0.935431  |
| petal width (cm)  | 0.834289          | -0.289032        | 0.937667          | 1.000000         | 0.938179  |
| target            | 0.798078          | -0.440290        | 0.935431          | 0.938179         | 1.000000  |

## In [20]:

```
fig, ax = plt.subplots(1, 3, sharex='col', sharey='row', figsize=(15,5)) sns.heatmap(data.corr(method='pearson'), ax=ax[0], annot=True, fmt='.2f') sns.heatmap(data.corr(method='kendall'), ax=ax[1], annot=True, fmt='.2f') sns.heatmap(data.corr(method='spearman'), ax=ax[2], annot=True, fmt='.2f') fig.suptitle('Корреляционные матрицы, построенные различными методами') ax[0].title.set_text('Pearson') ax[1].title.set_text('Kendall') ax[2].title.set_text('Spearman')
```



Лирину чашелистников можно не включать в модель, потому что коэффициент коореляции с другими признаками мал.